УДК 004.93

Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров
Днепропетровский национальный университет имени Олеся Гончара, Украина
Украина, 49050, г. Днепропетровск, ул. Научная, 13

МЕТОД АДАПТИВНОЙ ВИЗУАЛИЗАЦИИ ПРИ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ СИНГУЛЯРНОГО РАЗЛОЖЕНИЯ

L.G. Achmetshina, A.A. Yegorov
Dniepropetrovsk National University named by Oles Hochar, Ukraine
Ukraine, 49050, c. Dniepropetrovsk, Nauchnaja st., 13

THE METHOD OF THE ADAPTIVE VISUALIZATION OF IMAGES SEGMENTATION RESULTS BASED ON THE SINGULAR VALUES DECOMPOSITION

Л.Г. Ахметшина, А.О. Єгоров
Дніпропетровський національний університет імені Олеся Гончара, Україна
Україна, 49050, м. Дніпропетровськ, вул. Наукова, 13

МЕТОД АДАПТИВНОЇ ВІЗУАЛІЗАЦІЇ ПРИ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ СИНГУЛЯРНОГО РОЗКЛАДУ

Работа посвящена описанию метода адаптивной визуализации результатов сегментации изображений, который основан на сингулярном разложении. Предложенный алгоритм за счет автоматизации отбора наиболее значимых столбцов матрицы левых сингулярных векторов и композиции с исходным снимком позволяет повысить наглядность и чувствительность сегментации. Представлены результаты экспериментальных исследований возможностей предложенного метода на примере визуализации результатов сегментации полутоновых и цветных медицинских изображений различной физической природы.

Ключевые слова: обработка изображений, сегментация, нечеткая (нейро-фаззи) кластеризация, визуализация результатов сегментации, сингулярное разложение.

This article is devoted to description of the method of the adaptive visualization of images segmentation results based on the singular values decomposition. The proposed algorithm allows enhancing of the clearness and sensitivity of segmentation owing to automation of the choice of the most significant columns of the left singular vectors matrix and the merging with the initial image. The experimental researches of the proposed algorithm abilities on example of the visualizing of the segmentation results of the grayscale and color medical images various physical nature are shown.

Keywords: image processing, segmentation, fuzzy (neuro-fuzzy) clustering, the visualization of the segmentation results, singular values decomposition.

Робота присвячена опису методу адаптивної візуалізації результатів сегментації зображень, який заснований на сингулярному розкладенні. Запропонований алгоритм за рахунок автоматизації відбору найбільш значущих стовбців матриці лівих сингулярних векторів та композиції з вхідним знімком дозволяє підвищити наочність та чутливість сегментації. Наведено результати експериментальних досліджень можливостей запропонованого методу на прикладі візуалізації результатів сегментації напівтонових та кольорових медичних зображень різної фізичної природи.

Ключові слова: обробка зображень, сегментація, нечітка (нейро-фаззі) кластеризація, візуалізація результатів сегментації, сингулярне розкладання.

Введение

Одним из наиболее сложных этапов при решении прикладных интеллектуальных задач, связанных с обработкой изображений, в том числе и многомерных, является их сегментация. Сложность этой процедуры обусловлена как существенным различием характеристик анализируемых изображений, так и разнообразием поставленных целей. Кроме того, отсутствие объективных критериев

оценок качества исходных данных и конечного результата [1] приводит к сложности выбора алгоритмов для выполнения этой задачи.

В настоящее время достаточно эффективным подходом для сегментации изображений является выполнение кластеризации с последующей визуализацией ее результатов. При использовании такого способа получаемый результат существенным образом зависит как от применяемого метода кластеризации, так и способа формирования конечного изображения.

Среди популярных на сегодняшний день подходов для решения задачи кластеризации следует выделить нейронные сети, нечеткие и нейро-фаззи алгоритмы. При этом особенный интерес представляют именно нейро-фаззи алгоритмы, т.к. они позволяют объединить достоинства нейронной сети и нечеткой логики в рамках одного метода.

Многомерность используемой в нейро-фаззи алгоритмах нечеткой функции принадлежности, отсутствие универсального метода определения значимости отдельных кластеров и неоднозначность выполнения процедуры дефаззификации, а, соответственно, и визуализации [2] являются ключевыми проблемами, решение которых определяет информативность результата сегментации.

Постановка задачи

В работе [3] был предложен алгоритм визуализации результатов нечеткой кластеризации на основе применения сингулярного разложения, что позволяет устранять избыточность и повышать информативность исходных данных за счет приведения вещественной матрицы к каноническому виду, отражающему ее геометрическую структуру [4].

Суть алгоритма заключалась в том, что после осуществления сингулярного разложения для полученной нечеткой функции принадлежности производилась автоматическая оценка информативности столбцов матрицы левых сингулярных векторов на основе матрицы правых сингулярных векторов. Затем осуществлялся выбор 3-ех наиболее информативных столбцов из матрицы левых сингулярных векторов, и на их основе формировалось выходное изображение.

В данной работе предложен метод адаптивной визуализации результатов сегментации на основе сингулярного разложения, который за счет автоматизации отбора наиболее значимых столбцов матрицы левых сингулярных векторов и композиции с исходным изображением позволяет повысить наглядность и чувствительность сегментации.

Решение задачи

Предложенный алгоритм адаптивной визуализации состоит из следующих шагов:

1. Осуществляется нечеткая кластеризация исходного многомерного изображения I размерности $dy \times dx \times di$ (dy и dx – размерность снимка по вертикали и горизонтали, соответственно, di – количество цветовых/спектральных компонент) в результате чего формируется нечеткая функция принадлежности U размерности $n \times c$ ($n = dy \cdot dx$, c – количество нечетких кластеров). Основной целью этого шага является расширение пространства входных признаков (возможны и другие способы), что, с одной стороны, позволяет учитывать

дополнительную информацию при сегментации, а с другой – применять сингулярное разложение для полутоновых одномерных изображений.

2. При формировании полутонового результирующего изображения далее выполняются следующие действия:
   а) Формируется 3-мерная матрица I^1 с размерностью $n \times (di + c)$, которая содержит исходное изображение и матрицу U.
   б) Полученная матрица I^1 подвергается сингулярному разложению [5], в результате чего формируются три матрицы: I_s^1 (содержит левые сингулярные вектора), S_S (содержит собственные числа) и V_S(содержит правые сингулярные вектора) такие, что:

$$U = U_S \cdot S_S \cdot (V_S)^T. \quad (1)$$

   При этом размерности матриц I^1 и I_S^1 совпадают, а размерность матриц S_S и V_S имеет значение $(di + c) \times (di + c)$ (используется экономное представление сингулярного разложения). Данный шаг обеспечивает переход к новому пространству информативных признаков.
   в) Все столбцы матрицы I_S^1 масштабируются на отрезок [0,1] и интерпретируются как матрица размерности $dy \times dx \times (di + c)$.
   г) На основе матрицы V_s вычисляется вектор коэффициентов C по следующей формуле [3]:

$$C_i = \left(\left| \sum_{j=1}^{di+c} (V_S)_{i,j} \right| + \left| \sum_{j=1}^{di+c} (V_S)_{j,i} \right| \right) / 2, i \in [1, di + c]. \quad (2)$$

   д) Вектор коэффициентов C упорядочивается по убыванию, а его элементы нормируется так, чтобы их сумма была равна 1.
   е) Формируется вектор dC, содержащий разности для каждой пары соседних элементов вектора C.
   ж) Вычисляется значение dC_a по формуле:

$$dC_a = \left(\left(\sum_{j=1}^{di+c-1} dC_j / (di + c - 1) \right) + (dC_{\min} + dC_{\max}) / 2 \right) / 2, \quad (3)$$

   где $dC_{\min}$ и $dC_{\max}$ – минимальный и максимальный элементы вектора dC, соответственно.
   з) На основе значения dC_a при просмотре элементов вектора dC с конца выбирается такой индекс $i_{\max}$, для которого выполняется условие:

$$dC_{i_{\max}} \geq dC_a. \quad (4)$$

   и) Элементы вектора dC с индексами от 1 до $i_{\max} + 1$ нормируются так, чтобы их сумма была равна 1.
   к) Формируется изображение I^2 по формуле:

$$I_{y,x}^2 = \sum_{j=1}^{i_{\max}+1} I_{y,x,j}^1 \cdot dC_j, y \in [1, dy], x \in [1, dx]. \quad (5)$$

При формировании цветного результирующего изображения, кроме выполнения пунктов а) – к), для каждой цветовой компоненты исходного снимка (т.е. в описанных выше формулах $di = 1$) изображения I^2 выполняется следующее преобразование:

$$I^2_{y,x,i} = I^2_{y,x,i} \cdot P + I_{y,x,i} \cdot (1 - P), y \in [1, dy], x \in [1, dx], i \in [1, di], \quad (6)$$

причем коэффициент P для каждой цветовой компоненты вычисляется следующим образом:

$$P = \left(1 + \frac{1}{i_{\max} + 1}\right) \cdot \left(dC_1 + \sum_{j=2}^{i_{\max}+1} dC_j / i_{\max}\right) / 2 . \quad (7)$$

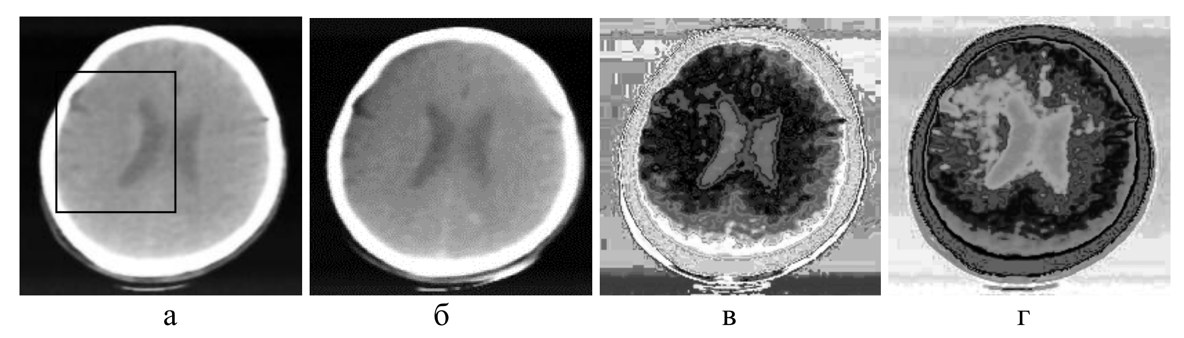
3. Каждая цветовая компонента изображения I^2 масштабируются на отрезок [0,1], после чего применяется метод эквализации гистограммы. Таким образом и формируется выходное изображение I^{out}, которое может быть цветным или полутоновым.

Экспериментальные результаты

Представленный алгоритм визуализации был применен при сегментации различных полутоновых и цветных медицинских изображений, примерами которых являются снимки, представленные на рис. 1 – 3.

При проведении экспериментов был использован алгоритм нечеткой кластеризации sFCM [6, 7]. При его применении динамическое сжатие и обработка нечеткой функции принадлежности не использовались. Перед применением карты Кохонена число нечетких кластеров увеличивалось в 4 раза, а также осуществлялось упорядочение центроидов на основе матрицы Евклидовых расстояний. Выбор исходного числа нейронов после обучения карты Кохонена осуществлялся на основе максимального соответствия. При кластеризации изображений на рис. 1 а и рис. 2 а $c = 8$, а для снимка на рис. 3 а – $c = 6$.

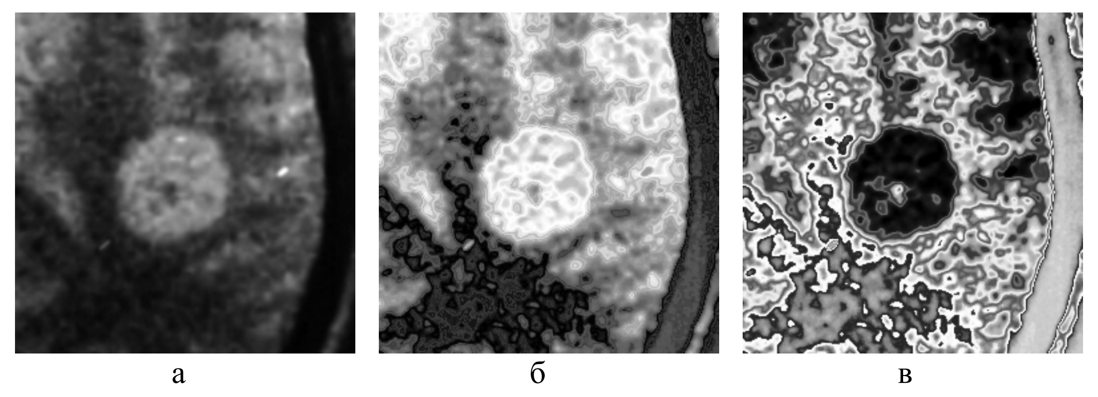
На рис. 1 а приведено полутоновое медицинское изображение – томограмма головного мозга, выполненная с целью диагностики наличия гематомы, а также определения области ее влияния в случае выявления. Однако диагностирование гематомы по исходному снимку затруднено из-за ее расположения на низкоконтрастном участке изображения (фрагмент, обведенный прямоугольником), а область ее влияния вообще визуально неразличима. Введение рентгеноконтрастного вещества (рис. 1 б) хоть и позволяет более четко выделить гематому, однако не выявляет области ее влияния. Визуализация результатов нечеткой кластеризации с применением метода на основе сингулярного разложения (рис. 1 в) не позволяет четко выделить область влияния гематомы. Применение предложенного адаптивного алгоритма (рис. 1 г) позволяет выделить как саму гематому, так и область ее распространения при снижении влияния неинформативных составляющих (в частности, дефектов пленки).



а б в г

Рис.1. Рентгеновская томограмма головного мозга: а – исходный полутоновой снимок (204х201); б – результаты введения рентгеноконтрастного вещества; визуализация результатов сегментации: в – методом на основе сингулярного разложения; г – предложенным алгоритмом

На рис. 2 а представлена спин-решетчатая Т1 релаксация ЯМР (ядерного магнитного резонанса) участка головного мозга с наличием злокачественного образования. На снимке присутствует низкоконтрастная область (нижняя левая часть). Применение предложенного адаптивного алгоритма (рис. 2 в) позволяет получить более высокую детализацию для всего изображения в целом по сравнению с использованием метода на основе сингулярного разложения (рис. 2 б).



а б в

Рис. 2. Спин-решетчатая Т1 релаксация ЯМР участка головного мозга: а – исходный снимок (256х256); визуализация результатов сегментации: б – методом на основе сингулярного разложения; в – предложенным алгоритмом

На рис. 3 а, представлены результаты дерматоскопии, проводимой с целью визуального диагностирования меланомы. Одним из основных признаков при визуальной диагностике, определяющим наличие меланомы, является наличие бело-синих структур. В области интереса (обведена прямоугольником) этого изображения присутствует низкоконтрастный фрагмент, что затрудняет однозначную визуальную диагностику меланомы и области ее распространения. Применение метода сравнения с исходными данными [8] для визуализации результатов нечеткой кластеризации (рис. 3 б) хотя и позволяет выделить бело-синие структуры (что, к сожалению, не видно из-за полутоновой печати), но из-за излишней детализации диагностика области распространения меланомы затруднена. Использование предложенного алгоритма адаптивной визуализации (рис. 3 в) позволяет как выделить саму меланому, так и область ее распространения при отсутствии излишней детализации, затрудняющей визуальную диагностику. При этом следует отметить, что применение предложенного алгоритма приводит к некоторому

искажению цветов по сравнению с исходным изображением.

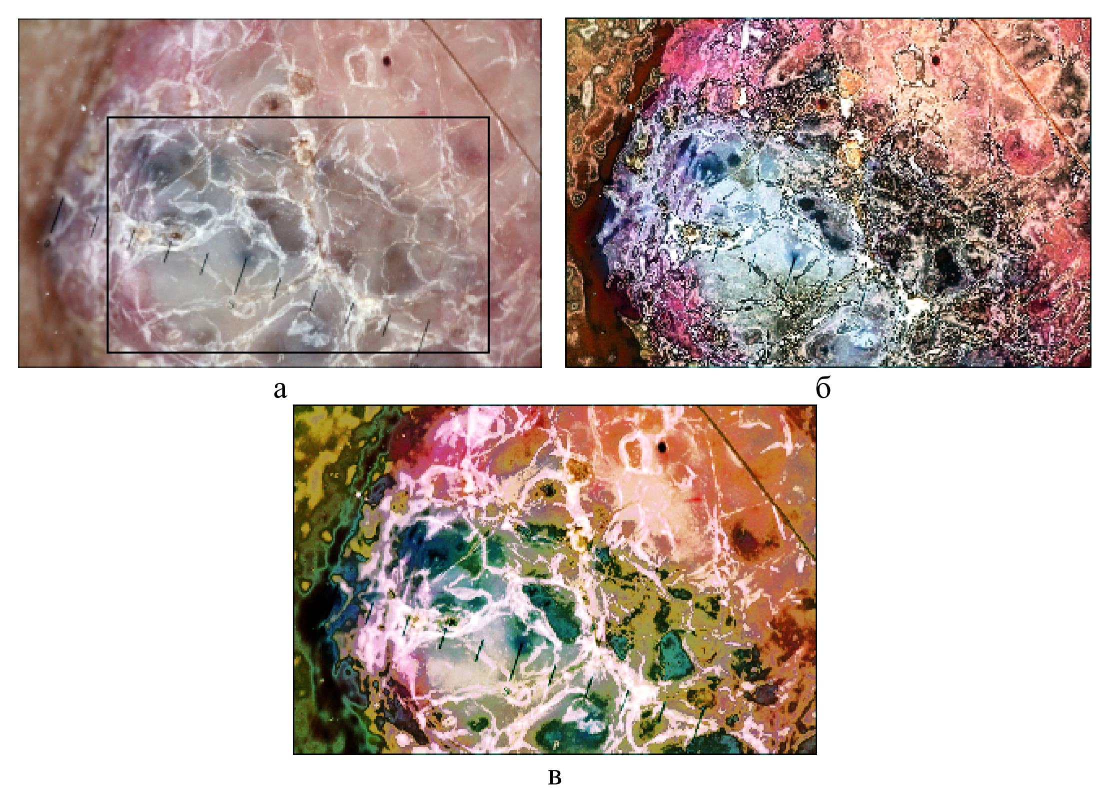


Рис. 3. – Медицинское RGB изображение: а – исходный снимок (323x215); визуализация результатов сегментации: б – на основе сравнения с исходными данными; в – предложенным алгоритмом

Выводы

Предложенный в данной работе алгоритм адаптивной визуализации результатов сегментации на основе сингулярного разложения позволяет в целом повысить чувствительность и достоверность сегментации. При этом предложенный алгоритм позволяет для цветных входных снимков получать результирующее цветное изображение с достаточно высокой степенью цветового соответствия. К недостаткам предложенного алгоритма следует отнести некоторое снижение детализации за счет использования исходного снимка в процессе визуализации, что в некоторых случаях может усложнить визуальную идентификацию объектов интереса.

Литература

1. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс; [пер. с англ. под ред. П.А.Чочиа]. – М.: Техносфера, 2006. – 1070 с.
2. Леоненков А. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А. Леоненков – С.Пб.: БХВ–Петербург, 2003. – 719 с..
3. Ахметшина Л.Г. Визуализация результатов нечеткой кластеризации изображений на основе сингулярного разложения / Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров // Вестник Херсонского национального технического университета. – 2015. – № 3 (54). – С. 198 – 202.
4. Деммель Дж. Вычислительная линейная алгебра / Дж. Деммель. – М.:Мир, 2001. – 435 с..
5. Форсайт Дж. Численное решение систем линейных алгебраических уравнений / Дж. Форсайт, К. Моллер [под ред. Г.И. Марчука]. – М.: Мир, 1968. – 167 с.

6. Ахметшина Л.Г. Сегментация низко контрастных изображений алгоритмом гибридной кластеризации SOM-FCM / Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров // Системні технології. – 2008. – № 2 (55). – С. 34 – 40.
7. Егоров А.А. Повышение быстродействия метода гибридной нечеткой кластеризации за счет динамического сжатия размерности карты Кохонена / А.А. Егоров // Искусственный интеллект. – 2011. – № 4. – С. 489 – 497.
8. Егоров А.А. Визуализация результатов нечеткой кластеризации цветных изображений на основе метода сравнения с исходными данными / А.А. Егоров // Вестник Херсонского национального технического университета. – 2009. – № 2 (35). – С. 195 – 199.

Literatura

1. Gonzalez R., Woods R. Digital image processing [transl. from English edited by Chochia P.A.]. – M.: Technosphera, 2006. – 1070 p.
2. Leonenkov A. Fuzzy modeling in the MATLAB and fuzzyTECH environment – S.P.: BHV–Peterburg. – 2003. – 736 p.
3. Akhmetshina L.G., Yegorov A.A. The Fuzzy Clustering Results Visualizing Based on the Singular Value Decomposition // Bulletin of The Herson National Technical University. – 2015. – Vol. 3 (54). – P. 198 – 202.
4. Demmel James W. Applied Numerical Linear Algebra [transl. from English by Ikramov C.D.]. – M.: Mir. – 2001. – 430 p.
5. Forsythe Geogre E., Moler Cleave B. Computer Solution of Linear Algebraic Systems [transl. from English by Iljin V.P. and Kuznecov J.I.]. – M.: Mir. – 1969. – 167 p.
6. Akhmetshina L.G., Yegorov A.A. The Segmentation of Low-contrast Images by the Hybrid Clustering Algorithm SOM-FCM // System technologies. – 2008. – Vol. 2 (54). – P. 34 – 40.
7. Yegorov A.A. The Performance Enhancement of the Hybrid Clustering Method Based on the Dynamic Compress of the Kohonen's Map Dimension // Artificial intelligence. – 201. – Vol. 4. – P. 489 – 497.
8. Yegorov A.A. The Fuzzy clustering results visualizing based on the initial data compare method. Bulletin of The Herson National Technical University. – 2009. – Num. 2(35). – S. 195 – 199.

RESUME

L.G. Achmetshina, A.A. Yegorov

The Method of the Adaptive Visualization of Images Segmentation Results Based on the Singular Values Decomposition

This article is devoted to description and experimental researches of the abilities of the method of the adaptive visualization of images segmentation results based on the singular values decomposition. The proposed algorithm allows enhancing of the clearness and sensitivity of segmentation owing to automation of the choice of the most significant columns of the left singular vectors matrix and the merging with the initial image.

The proposed algorithm includes next stages: fuzzy (neuro-fuzzy) clustering; the singular values decomposition of the matrix that contains values of the brightness/spectral component of the initial image and the fuzzy membership function; the automatic choice of the most significant columns of the left singular vectors matrix based on the coefficients of its columns self-descriptiveness (the calculation of these coefficients uses the right singular vectors matrix); the forming of the resulting grayscale or color image based on the calculation of the weighted sum of the most significant columns of the left singular vectors matrix.

The experimental researches of the proposed algorithm abilities on example of the visualizing of the segmentation results of the grayscale and color medical images various physical nature are shown.

Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров

Метод адаптивной визуализации при сегментации изображений на основе сингулярного разложения

Статья посвящена описанию и экспериментальному исследованию возможностей метода адаптивной визуализации результатов сегментации изображений на основе применения сингулярного разложения. За счет автоматизации отбора наиболее значимых столбцов матрицы левых сингулярных векторов и композиции с исходным снимком, предложенный алгоритм позволяет повысить наглядность и чувствительность сегментации.

Предложенный алгоритм состоит из следующих этапов: выполнение нечеткой (нейро-фаззи) кластеризации; сингулярное разложение матрицы, включающей значения яркостей цветовых/спектральных компонент исходного изображения и нечеткой функции принадлежности; автоматический отбор наиболее значимых значений матрицы левых сингулярных векторов на основе коэффициентов информативности ее столбцов, которые рассчитываются с использованием матрицы правых сингулярных векторов; формирование полутонового или цветного выходного изображений на основании вычисления взвешенной суммы наиболее значимых столбцов матрицы левых сингулярных векторов.

Приведены результаты экспериментальных исследований возможностей предложенного алгоритма на примере визуализации результатов сегментации полутоновых и цветных медицинских изображений различной физической природы.

Поступила в редакцию 30.08.2015

